

PERAMALAN PORT THROUGHPUT MENGUNAKAN METODE KOMBINASI NONLINIER

Wiwik Anggraeni¹⁾, Asra Alfathoni²⁾

Jurusan Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Kampus Keputih, Sukolilo, Surabaya 60111, Indonesia

Abstrak

Port throughput mempunyai pengaruh yang sangat berarti bagi port logistics dan secara tidak langsung berpengaruh terhadap pertumbuhan ekonomi. Oleh karena itu, peramalan port throughput sangat diperlukan untuk kepentingan tersebut. Karena data port throughput merupakan data yang mempunyai sifat non linier, maka hasil peramalan akan lebih bagus jika digunakan metode yang dapat menangani sifat data yang non linier tersebut. Dari penelitian yang sudah dilakukan sebelumnya, terlihat bahwa metode Moving Average dan Exponential Smoothing mempunyai performance yang dapat dikatakan bagus untuk menangani data yang mempunyai sifat seperti port throughput. Oleh karena itu, pada penelitian ini akan dicoba untuk menggabungkan metode Moving Average, Exponential Smoothing dan Elman Network.

Dalam melakukan prediksi, data dibagi menjadi 2 bagian, yaitu data untuk ujicoba dan data untuk testing. Setelah itu data ujicoba diproses dengan menggunakan Moving Average dan Exponential Smoothing, setelah itu hasilnya digunakan sebagai input dari Elman Network. Dari sini kita akan mendapatkan serangkain bobot yang akan digunakan untuk meramalkan data port throughput untuk beberapa tahun kedepan.

Pada akhir uji coba, nilai peramalan dari port throughput yang didapatkan dengan metode kombinasi nonlinier mempunyai tingkat kesalahan yang jauh lebih kecil dari batas Mean Square Error (MSE) normal yang berada disekitar nilai 0.1. Sehingga dapat disimpulkan bahwa hasil ramalan dengan metode kombinasi nonlinier dapat dikatakan bagus.

Kata Kunci : Kombinasi Nonlinier, Elman Network, Peramalan, Port Throughput, Moving Average, Exponential Smoothing

1. PENDAHULUAN

Prediksi *port throughput* mempunyai peranan yang sangat penting dalam memperkirakan pertumbuhan ekonomi *port logistics*. Dengan adanya formasi atau pembentukan ekonomi global, maka perdagangan luar negeri akan menjaga tingginya tingkat pertumbuhan, yang dapat dilakukan dengan menaikkan perkembangan dari *port logistics*. Untuk *port logistics*, prediksi *port throughput* merupakan hal utama yang dasar dan penting yang berguna untuk menyusun *port transportation*, alokasi bahan logistik, *port investment decision*, dan lainnya. Berdasarkan tingkat kepentingan inilah akhirnya *port throughput* mendapatkan perhatian dari banyak peneliti.

Menurut [2008], *port throughput* dapat diartikan sebagai nilai atau hasil pencapaian dari keseluruhan aktivitas di pelabuhan (ekspor-impor, pergudangan, transportasi pelabuhan, dan lainnya) dalam jangka waktu tertentu dan berubah secara kondisional yang dapat diolah untuk proses pengambilan keputusan.

Beberapa peneliti telah mencoba untuk memprediksi *port throughput*. Dari pengalaman mereka terbukti bahwa prediksi *port throughput* itu dipengaruhi oleh beberapa faktor, seperti keadaan ekonomi suatu daerah, dan kondisi pelabuhan. Mereka membuat beberapa model untuk memprediksi *port throughput* dengan mengaplikasikan teknik matematis dengan beberapa data historis. Baru – baru ini, semakin banyak peneliti yang menghabiskan perhatiannya untuk mengkombinasikan teori yang menghasilkan dua atau lebih metode *singular*.

Anggraeni, 2009 juga telah melakukan penelitian yang menunjukkan bahwa beberapa metode mempunyai performance yang bagus dalam meramalkan data *port throughput* ini. Oleh karena itu, pada paper ini akan dicoba menggabungkan metode yang sudah diteliti sebelumnya dengan metode lain yaitu metode non linier (Elman Network) yang diharapkan mampu memperbaiki hasil peramalannya. Selama ini terkenal network mempunyai kelebihan untuk melakukan training untuk mencari pola yang bagus dari data yang ada.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. *Moving Average*

Salah satu metode yang paling sederhana dalam peramalan adalah rata – rata bergerak atau lebih dikenal dengan metode *Moving Average*. Metode ini meramalkan data pada masa yang akan datang dengan cara mengambil rata-rata atau nilai tengah dari data untuk periode waktu yang sudah kita tentukan. Metode ini dimodelkan seperti persamaan 1.

$$\bar{X} = \sum_{i=1}^T X_i / T = F_{T+1} \quad (1)$$

Setiap muncul nilai pengamatan baru, nilai rata – rata baru akan dihitung dengan membuang nilai observasi yang paling tua dan memasukkan nilai pengamatan yang terbaru. Rata – rata bergerak ini kemudian akan menjadi ramalan untuk periode mendatang.

Menurut Makridakis, Wheelwright, dan Mc.Gee (1999) Metode *Moving Average* memiliki karakteristik sebagai berikut :

- Hanya menyangkut T periode terakhir dari data yang diketahui.
- Jumlah titik data dalam setiap rata-rata tidak berubah dengan berjalannya waktu.

2.2 *Exponential Smoothing*

Metode *Exponential Smoothing* yang digunakan dalam paper ini ialah metode exponential tunggal yang mana biasanya yang sering dipakai adalah pemulusan exponential tunggal dan pemulusan dengan menggunakan pendekatan adaptif.

2.2.1 Pemulusan Eksponensial Tunggal

Kasus yang paling sederhana dari exponential smoothing ialah exponential smoothing tunggal atau yang sering disebut simple *Exponential Smoothing*, yang dimodelkan dengan persamaan 2

$$F_{t+1} = F_t + \left(\frac{X_t}{N} + \frac{X_{t-N}}{N} \right) \quad (2)$$

Misalnya nilai observasi lama tidak tersedia maka X_{t-N} digantikan oleh F_t , sehingga, dengan melakukan substitusi pada persamaan 2 maka akan diperoleh persamaan baru seperti pada persamaan 3 yang dapat disederhanakan menjadi persamaan 4

$$F_{t+1} = F_t + \left(\frac{X_t}{N} + \frac{F_t}{N} \right) \quad (3)$$

$$F_{t+1} = \left(\frac{1}{N} \right) X_t + \left(1 - \frac{1}{N} \right) F_t \quad (4)$$

Dari persamaan 4 dapat disimpulkan bahwa nilai peramalan F_{t+1} dipengaruhi oleh bobot pada observasi X_t yang dilambangkan dengan $\frac{1}{N}$ yang selanjutnya lebih dikenal dengan α atau konstanta pemulusan dan juga oleh bobot F_t yang dilambangkan dengan $1-\alpha$. Karena N merupakan bilangan positif maka nilai α berada pada range 0-1, dengan mengganti $\frac{1}{N}$ dengan α maka persamaan diatas menjadi persamaan 5. Persamaan 5 merupakan persamaan sering digunakan oleh banyak pihak. Keuntungan penggunaan metode ini salah satunya ialah mengurangi repository data, karena data yang digunakan hanya data pada 1 periode sebelumnya.

$$F_{t+1} = \alpha X_t + (1 - \alpha) F_t \quad (5)$$

Dari persamaan 5 dapat diambil kesimpulan bahwa semakin besar nilai α maka prediksi akan semakin mendekati data asli observasi sebelumnya dan menjauhi data hasil prediksi observasi sebelumnya, begitu pula sebaliknya jika nilai α kecil (Makridakis, 1999).

2.2.2 Pemulusan Eksponensial Tunggal Pendekatan Adaptif

Metode prediksi eksponensial smoothing tunggal ini seringkali disebut dengan ARRES (*Adaptive Response-Rate Exponential Smoothing*) yang nilai α akan berubah secara terkendali. Sesuai dengan pola datanya, persamaan exponential smoothing tunggal pendekatan adaptif ini hampir sama dengan eksponensial smoothing tunggal biasa, kecuali perbedaan pada α nya berubah menjadi α_t karena nilai α berubah setiap periode waktu t , maka dinotasikan dengan persamaan 6

$$F_{t+1} = \alpha_t X_t + (1 - \alpha_t) F_t \quad (6)$$

dimana nilai α yang ditentukan dengan rumus 7 berikut

$$\alpha_{t+1} = \left| \frac{E_t}{M_t} \right| \quad (7)$$

Untuk nilai α pertama kali biasanya diberikan tetapan 0.2 yang merupakan nilai untuk β juga.

Persamaan (6) menunjukkan bahwa nilai α pada periode $t+1$ ditentukan dengan nilai absolut dari rasio antar unsur kesalahan yang dihaluskan E_t dan unsur kesalahan absolut yang telah dihaluskan M_t . Dimana nilai E_t , M_t dan e_t ditentukan dengan rumus 8, 9, dan 10

$$E_t = \beta e_t + (1 - \beta) E_{t-1} \quad (8)$$

$$M_t = \beta |e_t| + (1 - \beta) M_{t-1} \quad (9)$$

$$e_t = X_t - F_t$$

2.3